

基于 BP 神经网络梯度下降算法的 7003 铝合金热处理工艺优化

任建平 宋仁国 陈小明 张宇 李红霞

(浙江工业大学机械制造及自动化教育部重点实验室, 杭州 310014)

文 摘 为有效缩短 7003 铝合金热处理工艺, 采用误差回转(BP)神经网络控制的方案, 利用梯度下降法导出网络算法, 建立热处理工艺与硬度之间 BP 神经网络模型。结果表明: 预测值和实测值吻合较好, 克服了以往单因素实验法不能正确有效反映热处理工艺和硬度之间高度非线性、时变性的弱点。该方法为有效、快捷、经济地开发有色金属和黑色金属的热处理工艺优化提供了新的思路。

关键词 误差回转神经网络, 梯度下降算法, 7003 铝合金, 热处理

Optimization of Heat Treatment of 7003 Aluminum Alloy Based on BP Neural Networks Gradient Descent Algorithms

Ren Jianping Song Renguo Chen Xiaoming Zhang Yu Li Hongxia

(Key Laboratory of Mechanical Manufacture and Automation of Ministry of Education,
Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

Abstract In order to shorten the fussy experimental process in heat treatment of 7003 aluminum alloy, back-propagation neural network control of scheme was proposed. By using gradient descent algorithms, a network of arithmetic was induced. Between heat treatment technics and the hardness BP neural network was set up. The results indicate that predicted and test results were identical and thus the weakness of nonlinear and time-variation relationship between heat treatment and hardness caused by using single-factor-experiment method was overcome. The proposed method provides a new thinking to develop heat treatment optimization of metals effectively, quickly and economically.

Key words Back-propagation neural networks, Gradient descent algorithms, 7003 aluminum alloy, Heat treatment

0 引言

7003 铝合金属于 Al-Zn-Mg 系合金, 在近几十年热处理工艺研究中取得了大量的成果。但该材料的工艺优化研究^[1~2]基本上是采用单因素试验改进, 再试验再改进方式, 盲目性很大, 同时也大大地浪费了人力、物力和财力。因此寻求一种可以降低消耗, 减少试验并又能达到预期目的的方法, 一直以来是热处理工作者迫切的愿望。

影响 7003 铝合金硬度的最主要因素是固溶温

度、时间, 时效温度、时间。目前找不到一种可靠的数学模型来反映 7003 铝合金热处理工艺参数和硬度之间的高度非线性关系。而误差回转(BP)人工神经网络技术^[3~5]通过自学习、自组织、自适应训练, 从冗长复杂的实验数据中训练出隐秘的规则从而建立可靠的数学模型。

本文将利用梯度下降法导出网络算法, 对 7003 铝合金的热处理工艺和硬度之间进行建模^[6], 预测其硬度值。

收稿日期: 2008-12-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50771093)

作者简介: 任建平, 1983 年出生, 硕士研究生, 主要从事 7xxx 系铝合金的热处理工艺研究。E-mail: renlinbo411@163.com

1 实验

7003 合金板材由美国 ALCOA 公司加工生产,厚 25 mm,成分见表 1。

热处理试样尺寸为 15 mm × 10 mm × 10 mm,采用空气炉在 460、470、480℃ 保温 30、60、70 min 进行固溶处理,室温水淬。时效处理是在电热鼓风干燥箱中进行,温度精度控制在 ±1℃。时效温度为 110、120、130℃,不同时间长期时效,在上海材料试验机厂生产的 HR-150DT 硬度计进行检测硬度值,部分数

据结果见表 2。

表 1 7003 铝合金化学成分

Tab.1 Chemical composition of 7003 aluminum alloy
%(质量分数)

Zn	Mg	Cu	Zr	Ti	Mn	Cr	Fe	Si	Al
6.19	0.61	0.20	0.10	0.20	0.30	0.20	0.35	0.30	余量

表 2 人工神经网络预测点和验证点

Tab.1 Predicted and test points of artificial neural network

试样	热处理工艺				HRB 硬度		
	$\theta_1/^\circ\text{C}$	t_1/h	$\theta_2/^\circ\text{C}$	t_2/h	实际值	预测值	相对值/%
1	460	0.5	110	20	41.2	40.9	0.71
2	460	1	120	48	55.7	55.6	0.18
3	460	1	130	75	61.2	61.0	0.32
4	460	1.167	110	100	60.3	60.5	-0.33
5	460	1.167	120	30	45.2	45.3	-0.22
6	460	1.167	130	50	51.3	51.3	0
7	470	0.5	120	100	62.5	62.4	0.16
8	470	0.5	130	125	54.3	53.9	0.73
9	470	1	110	20	38.7	37.8	2.3
10	470	1	120	48	55.7	55.9	-1.4
11	470	1	130	75	49.5	48.7	1.6
12	470	1.167	110	100	59.8	60.2	-0.67
13	470	1.167	120	30	41.7	42.1	-0.95
14	470	1.167	130	75	56.8	57.0	-0.35
15	480	0.5	110	45	53.9	54.2	-0.55
16	480	1	120	40	50.8	50.6	0.39
17	480	1	120	20	53.2	52.9	0.56
18	480	1.167	130	30	55.6	56.3	-1.23
19 ¹⁾	460	1	120	55	57.5	57.9	-0.69
20 ¹⁾	470	1	110	50	56.8	56.9	-1.7
21 ¹⁾	470	1.167	110	55	58.3	58.3	0
22 ¹⁾	470	1.167	120	50	62.5	61.9	0.96
23 ¹⁾	480	1	120	45	60.1	59.8	0.49
24 ¹⁾	480	1	130	40	53.9	54.0	-0.18

注:1)一检验样本;其他—训练样本。

2 人工神经网络模型

BP 网络即反向传播算法,是输入到输出的高度非线性映射,即 $T: R^n \rightarrow R^m, f(x) = Y$ 。其结构如图 1 所示,对于样本集合:输入 $Z_i (\in R^n)$ 和输出 $O_k (\in R^m)$ 是一种映射关系。

$$g(Z_i) = O_k \quad k=1,2,3,\dots,n$$

BP 网络学习算法基本思路是:学习过程由信息的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。通过输出误差反传,将误差分摊给各层所有单元,从而获得各层单元的误差信号,进而修正各单元的权值,直

至误差最小。因此, BP 关键在于学习期间的误差反向传播过程,使用一个目标函数(实际输出和误差输出的平方和)最小化来实现。R. G. Song 等^[3]以 7175 铝合金为研究对象预测时效硬度,周古为等^[6]以 7055 铝合金为研究对象预测二次时效性能。但两者在建模时对误差的反馈和检验均采用设定恒定值的方式,这样就大大降低了误差反馈的精度^[7~10],现将利用梯度下降法导出适合 7003 铝合金热处理工艺优化的误差回转计算公式^[11]。

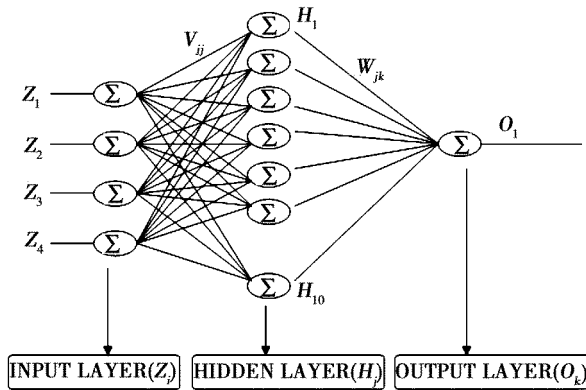


图 1 BP 神经网络结构

Fig.1 Structure of BP neural network

在学习优化过程中,设第 k 个输出神经元的希望输出为 O_{dk} , 而网络输出为 O_{pk} , 则系统平均误差为

$$E_n(\tau) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^n (O_{dk} - O_{pk})^2 \quad (1)$$

根据梯度下降法,权值(包括阈值)的变化项 Δw_{ji} 与 $\partial E / \partial w_{ji}$ 成正比,即:

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}} \quad (2)$$

在本文中, BP 算法收敛速度较慢,为了加快 BP 的收敛,采用加动量项的方法来实现

$$\Delta w_{ji}(\tau) = \alpha w_{ji}(\tau-1) - \eta \frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}} \quad (3)$$

$$\frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}} = \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial E_n}{\partial O_{kp}} \cdot \frac{\partial O_{kp}}{\partial I_{kj}} \cdot \frac{\partial I_{kj}}{\partial O_{jp}} \right) \cdot \frac{\partial O_{jp}}{\partial I_{jp}} \cdot \frac{\partial I_{jp}}{\partial w_{ji}} \quad (4)$$

令

$$\delta_p = (O_{dk} - O_{kp}) f'(I_{kp}) \quad (5)$$

$$\delta_p = \sum_{k=1}^n \delta_p w_{kj} f'(I_{jp}) \quad (6)$$

推导得

$$\Delta w_{ji}(\tau+1) = \frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p O_{jp} \quad (7)$$

神经元阈值为

$$\Delta \theta_j = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial \theta_j} \quad (8)$$

$$\frac{\partial E_n}{\partial \theta_j} = \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial E_n}{\partial O_{kp}} \cdot \frac{\partial O_{kp}}{\partial I_{kj}} \cdot \frac{\partial I_{kj}}{\partial O_{jp}} \right) \frac{\partial O_{jp}}{\partial I_{jp}} \cdot \frac{\partial I_{jp}}{\partial \theta_j} \quad (9)$$

最后得到

$$\Delta \theta_j(\tau+1) = -\frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p \quad (10)$$

将上述 BP 模型在 MATLAB7.0 中编程^[12],其编程中网络的四个输入参数分别为固溶温度 Z_1 、固溶时间 Z_2 、时效温度 Z_3 、时效时间 Z_4 ,输出参数为硬度值 O_1 ,中间隐含层为 10 个神经元。隐层神经元采用 tansig 型传递函数,输出神经元采用 purelin 型传递函数,训练算法采用梯度下降法,根据式(7)和式(10)可对 BP 网络的权值和阈值进行控制,实现对 BP 网络的训练,达到要求后,网络各节点间互联权值就完全确定,网络训练结束。此时,便可对未知样本进行识别预测。预测结果见表 2 后 6 组数据。

3 结果与讨论

表 2 所示对神经网络预测值与实际值的相对误差统计分析。相对误差统计采用以下公式计算:

$$E = \frac{T-A}{T} \times 100\%$$

式中, T 为实际值, A 为预测值。

从图 2 可见神经网络预测的相对误差在 $\pm 3\%$ 以内,说明神经网络具有较高的预测精度,能用于 7003 铝合金硬度的预测。

为了验证所建网络的可靠性,将未参与训练的 6 组数据用于检测网络预测性能。从图 2 中可以看出,检测样本的神经网络预测值与实际测量值比较接近。说明该网络模型的泛化能力较强,梯度下降法的误差统计比较合理,参数选取恰当。

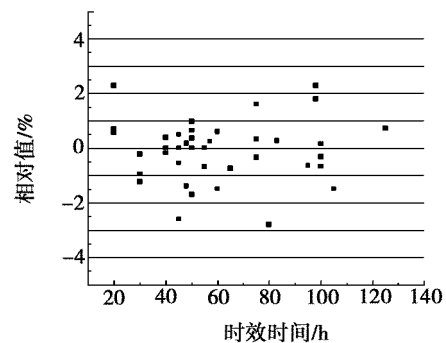


图 2 BP 神经网络的相对误差统计

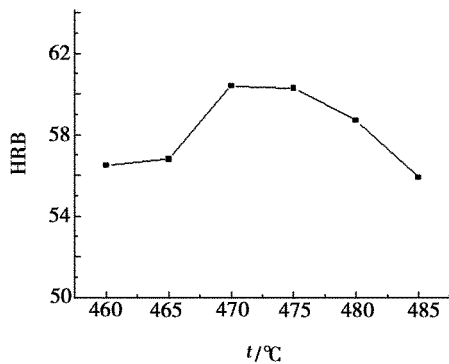
Fig.2 Statistical of relative error of BP neural predictions

4 误差回转神经网络预测硬度

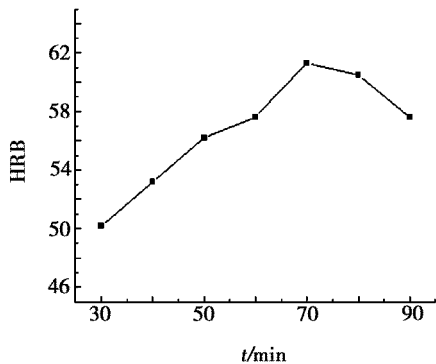
固定固溶温度、固溶时间、时效温度、时效时间四个工艺参数中的三个,调整剩下的一个工艺参数来改

变神经网络的输入并预测其硬度。进而来讨论热处理工艺参数与硬度之间的关系。

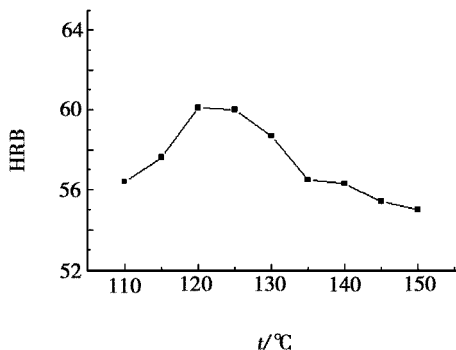
从图 3 可以看出,硬度是随着固溶温度[图 3(a)]是先增加后减少,在 470~475℃ 出现最大值。随着固溶时间[图 3(b)]先增加后略下降,在 70 min 出现最大值。这主要是随着温度的升高难溶相逐渐溶解,从而使第二相能全部或最大限度地溶入固溶体促使硬度升高,当达到一定程度后就出现过烧等现象,所以硬度有所下降。另外硬度随着时效温度[图 3(c)]先增加后减少,在 120℃ 左右出现最大值,随着时效时间[图 3(d)]硬度值出现“双峰”,第一峰在 50 h,第二峰在 110 h,且第一峰略低于第二峰。根据预测结论 7003 铝合金最佳的热处理工艺为 473℃/72 min + WQ + 120℃/110 h 时效,实验表明硬度可达 63.5HRB。



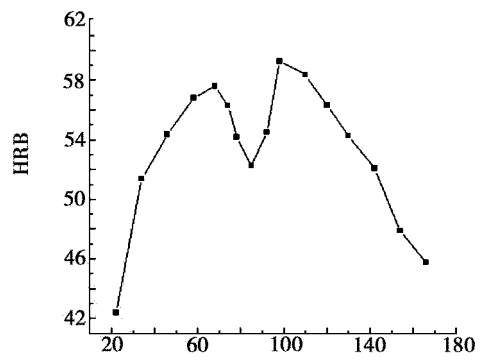
(a) 固溶温度



(b) 固溶时间



(c) 时效温度



(d) 时效时间

图 3 梯度下降算法 BP 神经网络预测固溶温度、固溶时间、时效温度、时效时间和硬度之间关系

Fig.3 Relation among solid solution temperature, solid solution time, ageing temperature and ageing time by using gradient descent algorithms of network of arithmetic

7003 铝合金的时效过程为: α (过饱和固溶体) \rightarrow GP 区 $\rightarrow \eta'$ ($MgZn_2$) $\rightarrow \eta$ ($MgZn_2$), 第一峰硬度是靠高密度 GP 区, 第二峰的硬度是由于具有一定尺寸、位错不能切过且只能绕过的 η' 微粒。以上这些误差回转神经网络控制的结果与文献[13~15]中的结论是一致的。

5 结论

(1) 神经网络梯度下降算法对 7003 铝合金热处理工艺较高的精度和良好的泛化能力, 能有效的预测多维非线性因素的材料性能问题。有望在有色金属和黑色金属的热处理工艺优化方面更广泛的应用。

(2) 根据预测结论 7003 铝合金最佳的热处理工艺为 473℃/72min + WQ + 120℃/110 h 时效, 实验表明硬度可达 63.5HRB, 至于抗应力腐蚀性能是否最佳, 将另做分析。

参考文献

- 1 Chen Kanghua, Huang Lanping. Strengthening-toughening of 7xxx series high strength aluminum alloys by-heat treatment. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2003; (3): 484~489
- 2 Artges C W. Changes in solid-solution composition as function of artificial aging time for aluminum alloy-7075. Journal of Materials Science Letters, 1994; (11): 776~778
- 3 Song R G, Zhang Q Z. Heat treatment technique for 7175 aluminum alloy by an artificial neural networks and genetic algorithm. Journal of Materials Processing Technology, 2001; 117: 84~88
- 4 唐普洪, 宋仁国, 柴国钟等. 基于人工神经网络激光烧蚀制备 PDP/SM 基纳米复合薄膜聚合效率的预测. 中国激光, 2006; (7): 953~958

(下转第 57 页)